فصلنامه مدیریت راهبردی در سیستم های صنعتی (مدیریت صنعتی سابق)
دانشگاه آزاد اسلامی واحد سنندج
سال هجدهم/ شماره ۶۵ / پاییز ۱۴۰۲

شناسایی عوامل تاثیرگذار در رویگردانی مشتریان شرکت مخابرات کردستان و ارائه مدل‌هایی برای پیش‌بینی رویگردانی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین

ویدا صادقی
فارغ التحصیل مهندسی کامپیوتر، واحد سنندج، دانشگاه آزاد اسلامی، سنندج، ایران؛ کارمند مخابرات استان کردستان
انور بهرام پور (نویسنده مسؤول)
استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد سنندج، دانشگاه آزاد اسلامی، سنندج، ایران
Email: bahrampour@iausdj.com
سید علی حسینی
مدرس گروه مهندسی کامپیوتر، واحد سنندج، دانشگاه آزاد اسلامی، سنندج، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۳/۰۹ * تاریخ پذیرش ۱۴۰۲/۰۶/۰۶

چکیده

مشتریان منبع اصلی درآمد و دارایی مهم برای هر سازمان هستند. با این دیدگاه، امروزه شرکت‌ها تلاش بیشتری را برای حفظ مشتریان موجود آغاز کرده‌اند. از آنجا که در بسیاری از شرکت‌ها هزینه به‌دست آوردن مشتری جدید بسیار بالاتر از هزینه ایجاد رضایتمندی مشتری فعلی است، رویگردانی مشتری به حوزه اصلی نگرانی این شرکت‌ها تبدیل شده است. لذا شرکت‌های مبتنی بر مشتری از جمله شرکت‌های فعال در صنعت مخابرات به دلیل رویگردانی مشتریان با چالش بزرگی روبرو هستند. با توسعه سریع صنعت مخابرات، پیش‌بینی رویگردانی به عنوان یکی از فعالیتهای اصلی در به دست آوردن مزیت رقابتی در بازار محسوب می‌شود. پیش‌بینی رویگردانی مشتری به اپراتورها اجازه می‌دهد تا قبل از مهاجرت مشتریان فعلی به اپراتورهای دیگر، یک دوره زمانی برای اصلاح و اجرای یک سری اقدامات پیشگیرانه داشته باشند. در این پژوهش یک سیستم پشتیبانی تصمیم برای پیش‌بینی و تخمین رویگردانی مشتریان شرکت مخابرات استان کردستان (دارای ۵۲۹۰۰۰ مشترک) با روش‌های مختلف داده‌کاوی و یادگیری ماشین (شامل رگرسیون خطی چندگانه (MLR)، رگرسیون چند جمله‌ای(PR)، رگرسیون لجستیک، شبکه‌های عصبی مصنوعی، آدابوست و جنگل تصادفی) ارایه شده است. نتایج ارزیابی‌های انجام شده بر روی مجموعه داده‌های شرکت مخابرات استان کردستان عملکرد بالای روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی با دقت ۹۹.۹٪ ، آدابووست با دقت ۱۰۰٪ و جنگل تصادفی با دقت ۱۰۰٪ را نشان می‌دهد.

کلمات کلیدی: پیش بینی، رویگردانی مشتریان، داده کاوی، یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی مصنوعی.

۱-مقدمه

گام نهادن به اقتصاد خدماتی و از میان رفتن مرزهای جغرافیایی برای کسب و کارها و به تبع آن شدت یافتن رقابت باعث شده تا مشتری به عنوان رکن اساسی و محور اصلی فعالیتهای شرکت ها مطرح شود. امروزه رویگردانی[1] مشتری بسیاری از صنایع را تهدید می‌کند و شرکت‌ها را وادار می‌کند تا برنامه‌ها و پیشنهادات حفظ مشتری هدفمند و فعالانه را به کار گیرند. صنعت مخابرات شاهد بازارهای بسیار اشباع شده در سراسر جهان است. بنابراین، حفظ مشتریان فعلی یک نگرانی اصلی برای شرکت ها به منظور حفظ سود پایدار است. بر این اساس پیش‌بینی رویگردانی مشتری در صنعت مخابرات نیز یک عامل بسیار ضروری برای دستیابی به سود مناسب است و تأثیر مستقیمی بر حفظ مشتری و افزایش درآمد دارد(Wu et al., 2022). به عبارت دیگر، پیش‌بینی رویگردانی اپراتورهای مخابراتی را وادار می‌سازد تا استراتژی های بازاریابی موثرتری را بر اساس تجزیه و تحلیل گسترده مشتری ارائه دهند و از گردش مشتری جلوگیری کنند.

شرکت‌ها انواع مختلفی از داده‌های مشتری مانند رفتار شخصی، جمعیتی، صورت‌حساب استفاده و ... را ذخیره می‌کنند و از آنها بهره‌برداری می‌کنند. مطالعات بسیاری برای ارائه مدل‌های پیش‌بینی رویگردانی مشتریان مخابراتی بر اساس داده‌های در دسترس از مشتریان تمرکز دارند(Jafari-Marandi et al., 2020). تجزیه و تحلیل مشتری در صنعت مخابرات شامل دو جزء کلیدی، یعنی پیش‌بینی رویگردانی و تقسیم‌بندی مشتری در گروه‌های با ویژگیهای مشابه است. هزینه به دست آوردن مشتریان جدید ۵ تا ۱۰ برابر بیشتر از هزینه حفظ مشتریان فعلی است. پیش‌بینی رویگردانی مشتری به اپراتورها اجازه می‌دهد تا قبل از مهاجرت مشتریان فعلی به اپراتورهای دیگر، یک دوره زمانی برای اصلاح و اجرای یک سری اقدامات حفظ مشتری داشته باشند. از سوی دیگر، تقسیم بندی مشتریان وسیله مهمی برای انجام تجزیه و تحلیل مشتریان است تا آنها را در گروه‌های مختلف با توجه به طرح‌های حفظ مختلف قرار دهد. در ((Vo et al., 2021) یک چارچوب تجزیه و تحلیل مشتری یکپارچه با هدف دستیابی به تخصیص کارآمد منابع شرکت و بهبود حفظ مشتری، برای مدیریت رویگردانی در صنعت مخابرات ارائه شده است. از آنجا که ریزش مشتری برای درآمد شرکت مضر است، لذا توسعه یک مدل خوب و موثر پیش‌بینی ریزش بسیار مهم است، چالش اصلی پیش‌بینی سودآوری مشتری، عدم تقارن است، زیرا تعداد مشتریان بسیار سودآور در مقایسه با سایرین بسیار کم است و به دلیل عدم تقارن (چولگی شدید)، دقت پیش بینی ها اغلب با افزایش ارزش سود کاهش می یابد. لذا، از راهکارهای مبتنی بر داده‌کاوی برای غلبه بر این مشکلات استفاده می شود(Rogić et al., 2020).

تحقیقات متنوعی بر روی تحلیل‌های مختلف بازار برای پیش‌بینی نرخ رویگردانی بسته به روش‌های طبقه‌بندی، تحلیل آماری و تکنیک‌های هوش مصنوعی و غیره ارائه شده است. از جمله این پژوهش‌ها به می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

توکلی و همکاران، در پژوهشی روی داده‌های شرکت بیمه، با هدف تبیین قابلیتهای داده‌کاوی در مدیریت رویگردانی مشتری، و با بهره گیری از متدولوژی استاندارد داده کاوی CRISP-DM, به کاوش در پایگاههای داده یکی از شرکتهای سهامی عام بیمه ای در رشته بیمه آتش سوزی پرداخته است. نتایج نشان می‌دهد کانال جذب مشتری عامل اصلی پیش بینی کننده رویگردانی یا ماندگاری مشتری در شرکت بوده و در مراتب بعد سابقه خرید و کاربری مکان بیمه شده به عنوان عوامل پیش‌بینی کننده رویگردانی قرار می گیرند (Tavakoli et al., 2011).

نجمی و همکاران، با کاوش در داده‌های بانک شهر،به منظور خوشه بندی مشتریان، از نقشه های خودسازمان دهنده شبکه عصبی که یک روش یادگیری بدون نظارت است، استفاده و برای دسته بندی از ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم استفاده شده است. روش استفاده از این ابزارها به این صورت است که ابتدا از دو مشخصه میانگین موجودی و میانگین تراکنش مشتریان در دوره سه ماهه پایانی استفاده شده و به عنوان ورودی شبکه عصبی در خوشه بندی مورد استفاده قرار گرفته است. پس از آن، در مرحله کلاس بندی، از داده های مربوط به تراکنش های نقدی و اعتباری به منظور کلاس

[1] Churn Prediction

بندی و پیش بینی استفاده شده است. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که مدل پیشنهادی بیش از ۸۰٪ توانایی پیش بینی رویگردانی مشتری را داشته و ماشین بردار پشتیبان عملکرد بهتری از درخت تصمیم نشان داده است (Najmi et al., 2018).

امیری و همکاران، در پژوهشی بر روی مشتریان سرویس‌های اینترنت یکی از بزرگ‌ترین شرکت‌های مخابراتی ایران، الگوریتم‌های "جنگل تصادفی"، "ماشین بردار پشتیبان" و "K نزدیک‌ترین همسایگان" برای طبقه‌بندی مشتریان رویگردان و غیررویگردان به کار گرفتند که معیارهای ارزیابی، نشان دهنده‌ی برتری الگوریتم جنگل تصادفی است Amiri (et al., 2022).

اخیراً چندین طبقه‌بندی مانند الگوریتم یادگیری مونتاژ(ALA[۲])، تکنیک نمونه‌برداری بیش از حداقلیت مصنوعی (SMOTE) و الگوریتم تقویت(BA[۳])، برای حفظ نرخ مشتری برای بهبود فروش استفاده شده است. اگرچه برخی تحقیقات مانند الگوریتم SMOTEBA وجود دارد، روش‌های سنتی نیز برای توسعه نرخ مشتری بدون رویگردانی بهبود یافته‌اند. اما نتایج بهینه به دلیل نرخ رویگردانی نامتعادل در بازار تجارت الکترونیک حاصل نشده است. به طور کلی، این مجموعه داده‌ها از دو کلاس تشکیل شده‌اند: کلاس اقلیت و اکثریت، از نظر کلاس اکثریت تحلیل بازار، در کلاس منفی و اقلیت در منطقه مثبت مشتق می‌شوند (Lemmens & Gupta, 2020). هوموده و همکاران به بررسی مدل انبوه انتخابی برای پیش‌بینی نرخ خروج مشتریان در صنعت ارتباطات تلفن همراه می‌پردازد و نشان می‌دهد که استفاده از این مدل انبوه انتخابی با ترکیب چندین مدل ماشین یادگیری، می‌تواند بهبود قابل توجهی در پیش‌بینی نرخ خروج مشتریان نسبت به روش‌های سنتی داشته باشد، که این نتایج می‌تواند به توسعه روش‌های بهبود یافته در مدیریت و کاهش نرخ خروج مشتریان در صنعت ارتباطات مفید باشد(Hammoudeh et al., 2019). دوهت و همکاران از الگوریتم‌های نمونه‌برداری هندسی و آدابوست در کنار یادگیری عمیق استفاده می‌کند تا بهبود قابل توجهی در عملکرد سیستم‌ها و کاهش خطاها در حوزه تجارت الکترونیک ایجاد کند(Dhote et al., 2020).

علاوه بر این، در سال ۲۰۱۹ سیواسانکر و همکاران به بررسی روش‌های انتخاب ویژگی برای پیش‌بینی حفظ مشتریان در صنعت ارتباطات تلفنی می‌پردازد. این مقاله تلاش می‌کند تا با استفاده از تکنیک‌های متنوعی از جمله تحلیل ارتباط ویژگی‌ها، تحلیل اهمیت ویژگی‌ها و تحلیل خوشه‌بندی، به بهبود پیش‌بینی حفظ مشتریان در صنعت ارتباطات تلفنی بپردازد. نتایج مقاله نشان می‌دهد که استفاده از روش‌های انتخاب ویژگی مناسب می‌تواند بهبود قابل توجهی در دقت پیش‌بینی حفظ مشتریان ایجاد کند(Sivasankar & Vijaya, 2019). در مقاله با عنوان "انتخاب مدل محاسبات ابری برای شرکت‌های تجارت الکترونیک با استفاده از روش تصمیم‌گیری زبانی فازی ۲-تایی جدید"، به بحث درباره روش‌های حل مشکل طبقه‌بندی داده‌های نرخ رویگردانی می‌پردازد .سهیب و همکاران با استفاده از یک رویکرد ترکیبی که شامل یادگیری عمیق مبتنی بر آدابوست و روش نمونه‌برداری هندسی است و نتایج متفاوتی در مورد دقت، صحت، پیش‌بینی، قابلیت استفاده، ویژگی و حساسیت ارائه می‌دهد، مشکل طبقه‌بندی داده‌ها را حل می‌کنند (Sohaib et al., 2019).

هدف اصلی از انجام این مقاله پیش بینی رویگردانی مشتری و تقسیم بندی مشتریان در شرکت مخابرات استان کردستان است که یک موضوع بسیار ضروری در حفظ مشتری و درآمدهای شرکت است، عواملی که در رویگردانی مشتری نقش دارند را می‌توان با روشهای داده‌کاوی و یادگیری ماشین به خوبی تجزیه و تحلیل کرد. سپس استراتژی‌های حفظ متفاوتی را برای گروه‌های مختلف مشتریان پیشنهاد کرد تا به مدیریت رویگردانی و بازاریابی دقیق دست یافت.

ساختار کلی مقاله به شرح زیر است. در بخش ۱ مقدمه و پیشینه‌ی تئوریک و خلاصه‌ای از پژوهش‌های انجام شده قبلی در ارتباط با موضوع بیان شده است. در بخش ۲ روش‌های پیشنهادی توضیح داده می‌شود. بخش ۳ شامل ارزیابی مدل-

[2] Assembly Learning Algorithm
[3] Boost Algorithm

های مختلف ارائه شده برای پیش‌بینی رویگردانی مشتری است. در بخش پایانی نیز نتیجه‌گیری نهایی انجام شده و پیشنهاداتی برای کارهای آتی ارائه می‌شود.

۲- روش‌شناسی پژوهش

با توجه به وسعت فراوانی دیتای موجود در پایگاه داده شرکت مخابرات، که در مقیاس داده‌های بزرگ[۴] است و لزوم پردازش و آنالیز آن برای بهبود توانایی‌های شرکت در راه رسیدن به اهداف مد نظر، نیاز به استفاده از تکنولوژی‌های نوین مبتنی بر هوش مصنوعی[۵](AI) و علوم داده[۶] جهت پردازش دقیق و سریعتر نسبت به روشهای کلاسیک وجود دارد. با در نظر گرفتن موارد مذکور، با استفاده از متدهای داده کاوی[۷] در کنار دانش یادگیری ماشین[۸](ML)، در پی حل مسائل و رسیدن به اهداف مورد نظر خواهیم بود.

در ابتدا داده‌های موجود بر اساس معیارهای مشخص و انواع روشهای نرمال‌سازی داده[۹] مورد ارزیابی و پیش پردازش قرار گرفته تا داده‌های قابل استفاده و استاندارد داشته باشیم. سپس مشتریان بر اساس مشتریان خوش‌حساب، بدحساب؛ مدت تماس و دوره‌های استفاده از اینترنت و... در یک دوره زمانی مشخص طبقه‌بندی و سطح وفاداری آنها مشخص می‌شود. طبقه‌بندی سطح وفاداری مشتریان وسیله مهمی برای انجام تجزیه و تحلیل مشتری است، که مشتریان را در چندین گروه مختلف با توجه به طرح‌های مختلف هدف قرار می‌دهد. در میان تمام مشتریانی که در شرف رویگردانی هستند، در عمل، اپراتورهای مخابراتی قرار نیست اقدامات یکسانی را برای همه مشتریان انجام دهند. از آنجایی که همه مشتریان دارای ارزش بالا نیستند، اپراتورهای مخابراتی باید منابع نگهداری بیشتری را برای مشتریان با ارزش‌تر هزینه کنند. از سوی دیگر، برای برخی از مشتریانی که برای درآمد شرکت چندان مفید نیستند، اپراتورهای مخابراتی مجبور نیستند به آنها توجه زیادی کنند.

در این پژوهش از روش‌های پیش‌بینی مختلفی شامل رگرسیون ، جنگل تصادفی، شبکه های عصبی مصنوعی و آدابوست برای پیش‌بینی رویگردانی مشتری استفاده می‌نماییم. همچنین از روش های مختلف آماری در کنار متدهای مختلف بصری سازی داده برای نمایش خروجی و نتیجه نهایی بصورت جدول و نمودار استفاده می‌شود. در ادامه این بخش به معرفی مجموعه داده‌های مورد استفاده، پیش پردازش‌های لازم روی مجموعه داده شرکت مخابرات استان کردستان و مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی رویگردانی مشتری می‌پردازیم.

الف) مجموعه داده‌های[۱۰] استفاده شده

این دیتاست مربوط به مشتریان شرکت مخابرات در استان کردستان است. این دیتا بصورت قالب CSV است و شامل اطلاعات ۵۲۹,۰۰۰ مشترک می‌باشد. هدف اصلی از استفاده از این دیتاست، پیش‌بینی رویگردانی مشتریان است که به معنای ترک خدمات شرکت مخابرات و انتقال به رقبا یا ارائه‌دهندگان دیگر است. دیتاست شامل ویژگی‌هایی نظیر کد مشترک، شماره تلفن، عنوان و ... می باشد که پس از حذف ویژگی‌های کم اهمیت مانند بارکد، مشخصات سجلی مشتری، آدرس، کدپستی و ... بقیه ویژگی‌های در جدول شماره (۱) قرار گرفته است. با تحلیل این دیتاست، می‌توان الگوها و رفتارهای مشتریان را شناسایی کرده و با استفاده از مدل‌سازی و پیش‌بینی، عواملی که باعث ممکن است مشتریانی که رویگردانی می‌کنند را شناسایی و استراتژی‌های مناسب برای پیشن‌بینی رویگردانی مشتریان انتخاب کرد.

جدول شماره (۱) متغیرهای مجموعه داده مخابرات

[4] Big Data
[5] Artificial Intelligence
[6] Data Science
[7] Data Mining
[8] Machine Learning
[9] Data Normalization
[10] DataSet

نام مشخصه	توضیحات	نام مشخصه	توضیحات
Code	کد مشترک	Vsl	وصولی (پرداختی مشترک در دوره)
Telno	شماره تلفن مشترک	ADSL	هزینه زوج سیم ADSL
Title	عنوان (عادی،دولتی،مخابرات)	FTTH	هزینه فیبر نوری FTTH
Stitle	زیر عنوان(شخصی، FTTH،SIP,...)	VDSL	هزینه زوج سیم VDSL
City	نام شهر	Hamrahaval	هرینه مکالمه همراه اول
Date	تاریخ دایری تلفن	Irancel	هرینه مکالمه با اپراتور ایرانسل
Daramad	جمع درآمد دوره جاری مشترک	Kish	هرینه مکالمه با اپراتور کیش
Hesab	صورتحساب دوره مشترک	Taliya	هرینه مکالمه با اپراتور تالیا
Bed	بدهی قبلی مشترک	Rightel	هرینه مکالمهبا اپراتور رایتل
Total	مبلغ قابل پرداخت	Ohamrah	هرینه مکالمه با سایر اپراتورها
Numbed	دفعات بدهی	DLocDetail	کارکرد کل شهری
Internal	کارکرد درون استان	DNatDetail	کارکرد کل بین شهری
Outernal	کارکرد برون استان	Dovrei	هزینه های دوره ای()
iInternational	هزینه مکالمه بین الملل	Taki	هزینه های تکی در دوره
Hoshmand	هوشمند کشوری سهم مخابرات	Fcp	هزینه مشترکین جدید اینترنت
Abone	آبونمان ماهانه	Pap	هزینه ماهانه شرکتهای ارایه دهنده خدمات اینترنت
Omormoshtarekin	هزینه ماهانه امور مشترکین		

ب) پیش پردازش داده‌ها[11]

پیش پردازش داده یکی از مراحل مهم در داده‌کاوی است که به پاکسازی و فیلتر کردن داده‌ها کمک می‌کند. بنابراین، حذف ناسازگاری‌ها و مقادیر تهی یا مقادیر از دست رفته در مجموعه داده و یکپارچه سازی و تبدیل داده‌های خام به اطلاعات و سپس کاهش داد، می‌تواند به طور کارآمد مدیریت شود.

شناسایی مناسب‌ترین داده‌ها از داده‌های خام به منظور ایجاد یک مدل پیش‌بینی رویگردانی مشتری از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این پژوهش برای شناسایی متغیر مهم از همبستگی استفاده شده است. متغیرهای کم اهمیت که در پیش بینی رویگردانی مشتریان تاثیری ندارد مانند ستون های شناسه پرداخت، شناسه قبض، بارکد هزینه‌های تکی، افزایش و کاهش دستی و مشخصات سجلی مشترکین به جهت صیانت از حقوق مشترکین، حذف می‌گردد.

مرحله پاکسازی داده‌ها[12] جهت مدیریت مقادیر از دست رفته و تصحیح فرمت داده است که شامل تمیز کردن و فیلتر کردن داده‌ها با حذف مقادیر از دست رفته، پارامترهای غیر مرتبط و اصلاح قالب داده‌های مجموعه داده که به صورت صحیح تشخیص داده نشده، می‌باشد. در این مرحله جهت مدیریت مقادیر از دست رفته با توجه به نوع ارزش فیلدها پرکردن مقادیر از دست رفته به یکی از روش های زیر اقدام می کنیم:

- حذف سطر برای ویژگی‌هایی که ستون آنها مهم است مانند تلفن و مبلغ صورتحساب دوره
- نادیده گرفتن برای ستون های کم اهمیت مانند کد مشترک، مالیات، عوارض
- از محتمل ترین مقدار برای پر کردن مقدار از دست رفته استفاده می‌شود: مانند ستون آبونمان که هزینه آن برای کل یک مرکز ثابت است.
- از یک ثابت سراسری برای پر کردن مقدار از دست رفته استفاده می‌شود: برچسبی مانند "ناشناخته[13]" جایگزین می‌شود.

11 Data Preprocessing
12 Data Cleaning
13 Unknown

- از یک معیار تمایل مرکزی برای ویژگی (مثلاً میانگین یا میانه) مانند تعداد دوره بدهی، برای پر کردن مقدار از دست رفته استفاده می‌شود.

استانداردسازی[14]، فرآیند تبدیل داده‌ها به یک قالب رایج است که اجازه می‌دهد تا مقایسه معناداری انجام شود. بدین منظور لازم است که ستون "مبلغ کارکرد درون استانی" ، "مبلغ کارکرد برون استانی" و "هزینه موبایل"را به دقیقه تبدیل نماییم. نحوه محاسبه مقادیر استاندارد ستون‌های مذکور از مجموعه داده، در روابط زیر ارائه شده است:

(۱) هر دقیقه مکالمه درون استانی برابر است با ۴۳ ریال

$$\text{Internal\_min} = \text{Internal}/43$$

(۲) هر دقیقه مکالمه برون استانی برابر است با ۳۳۰ ریال

$$\text{outernal\_min} = \text{outernal}/330$$

(۳) هر دقیقه مکالمه هر کدام از اپراتورهای همراه برابر است با ۶۲۰ ریال

$$\text{Mobile\_min} = (\text{HamrahAval} + \text{Irancell} + \text{Kish} + \text{Taliya} + \text{Rightel} + \text{Ohamrah})/\ 620$$

فرآیند نرمال‌سازی[15] داده‌ها شامل تبدیل مقادیر متغیرهای مرتبط به یک محدوده مشابه است. نرمال‌سازی‌های معمولی شامل مقیاس بندی متغیر به طوری که مقادیر متغیر از ۰ تا ۱ باشد ((Alpaydin, E. (2020). جهت نرمال سازی از روش باینینگ[16] استفاده می‌کنیم، بدین صورت که یک مقدار داده مرتب شده را با مراجعه به "همسایگی" آن، یعنی مقادیر اطراف آن، هموار می‌نماییم. در واقع فرآیند تبدیل متغیرهای عددی پیوسته به دسته "bin"های گسسته برای تجزیه و تحلیل گروهی است. به عنوان مثال در این مقاله برای رسم نمودار رگرسیون رابطه بین ستون تعداد دوره بدهی و درامد، باید ستون تعداد دوره بدهی ر ا بین ۰ و ۱ نرمال نماییم. لذا، این مورد با استفاده از رابطه زیر انجام شده است.

(۴)

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

در مجموعه داده ها، "تعداد دوره بدهی" یک متغیر با ارزش واقعی است که از ۰ تا ۶۰ متغیر است و دارای ۶۰ مقدار منحصر به فرد است. اگر فقط به تفاوت "مبلغ بدهی" با تعداد دوره بالا، متوسط و کم (۳ نوع) اهمیت دهیم، می‌توانیم آن‌ها را در سه دسته برای ساده‌تر کردن تحلیل مرتب کنیم.

ج) متغیرهای طبقه بندی شده– متغیرهای شاخص

متغیر نشانگر (متغیر شاخص) یک متغیر عددی است که برای برچسب‌گذاری دسته‌ها استفاده می‌شود. خود اعداد معنای ذاتی ندارند اما از متغیرهای شاخص استفاده می کنیم تا بتوانیم از متغیرهای طبقه بندی برای تحلیل رگرسیون در ماژول های بعدی استفاده کنیم.

- ستون "نوع مشترک" دارای ۷ مقدار منحصر به فرد است: "عادی" ، "دولتی"، "خاص"، "همگانی"، "مخابرات"، "سیم خصوصی" و "سایر" .
- ستون "رویگردانی" دارای ۲ مقدار منحصر به فرد است: "رویگردانی" ، "غیر رویگردانی" جهت جهت تحلیل رگرسیون بر اساس ۰ و ۱ دسته‌بندی می شود.

از آنجا که رگرسیون مقادیر غیر عددی(کلمات) را نمی‌فهمد، برای استفاده از این ویژگی در تحلیل رگرسیون، «نوع مشترک» را به متغیرهای شاخص تبدیل می کنیم.

[14] Standardization
[15] Normalization
[16] Binning

- ستون "صورت حساب" را بر اساس مبلغ کارکرد به سه دسته "مشترکین با کارکرد بالا" ، "مشترکین با کارکرد متوسط" ، "مشترکین با کارکرد کم" را جهت ارزش گذاری مشتریان دسته‌بندی می‌کنیم.

د) شناسایی عوامل تاثیرگذار در رویگردانی مشتری

متغیرهای تاثیر گذار در رویگردانی مشتری بر اساس تحلیل همبستگی در جدول شماره (۲) در دو دسته عددی پیوسته و طبقه بندی شده به ترتیب اهمیت آمده است:

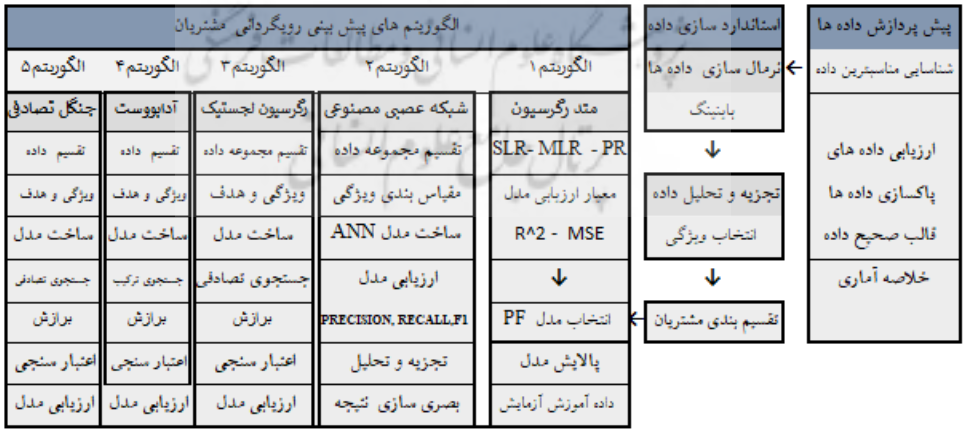
جدول شماره (۲): متغیرهای تاثیر گذار در رویگردانی مشتری

متغیرهای عددی پیوسته		متغیرهای طبقه بندی شده	
تر تیب اهمیت	ویژگی	تر تیب اهمیت	ویژگی
1	تعداد دوره بدهی	1	نوع مشترک
2	بدهی	2	نام شهر
3	درآمد	3	رویگردان
4	وصولی		
5	کارکرد موبایل		
6	سرویس اینترنت		

پیش‌بینی کننده های خوب رویگردانی عبارتند از: تعداد دوره بدهی، بدهی، صورتحساب مشتری، کارکرد شهری، کارکرد بین شهری، کارکرد موبایل، وصولی. تحلیل همبستگی جهت تجزیه و تحلیل تاثیر هر ویژگی بر ویژگی هدف (رویگردان) استفاده می‌شود تا متغیرهای تاثیر گذار در رویگردانی مشتری را شناسایی و یک مدل با استفاده از این متغیرها به عنوان متغیرهای پیش بینی توسعه دهیم.

ر) پیش‌بینی رویگردانی مشتری

مشتریان را بر اساس سطح وفاداری (مشتریان در معرض رویگردانی و غیررویگردانی) و درآمد (مشتریان با درآمد بالا، متوسط و کم) گروه‌بندی می‌نماییم و مشترکین در شرف رویگردانی را با استفاده از پنج الگوریتم پیشنهادی شکل شماره (۱) پیش‌بینی می‌نماییم.



شکل شماره (۱): مراحل روش پیشنهادی

روش اول: پیش بینی رویگردانی مشترکین با استفاده از متد رگرسیون

در تجزیه و تحلیل داده‌ها، اغلب از توسعه مدل استفاده می‌کنیم تا به ما کمک کند مشاهدات آینده را از روی داده‌هایی که در اختیار داریم پیش‌بینی کنیم. یک مدل به ما کمک می‌کند تا رابطه دقیق بین متغیرهای مختلف و نحوه استفاده از این متغیرها برای پیش‌بینی نتیجه را درک کنیم. با استفاده از متغیرها یا ویژگی‌ها، رویگردانی مشتری را پیش‌بینی می کنیم.

برای استفاده از متغیرهای بیشتری در مدل خود برای پیش‌بینی رویگردانی مشتری از رگرسیون خطی چندگانه استفاده می-کنیم. رگرسیون خطی چندگانه بسیار شبیه به رگرسیون خطی ساده است، اما از این روش برای توضیح رابطه بین یک متغیر پاسخ پیوسته(وابسته) و دو یا چند متغیر پیش‌بینی کننده(مستقل) استفاده می‌شود. اکثر مدل‌های رگرسیون دنیای واقعی شامل پیش‌بینی‌کننده‌های متعدد هستند. معادله به صورت زیر به دست می‌آید:

(۵)

$$Y_{hat} = a + b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3 + b_4X_4 + \cdots$$

Rizesh = 9.08-7.2*hesab+3.8*mobile-2.4*internal-4.4*outernal

در اینجا، متغیر پاسخ (Y) به عنوان متغیری است که تحت تأثیر متغیرهای پیش‌بینی‌کننده (X) قرار می‌گیرد. عبارت a به خط رگرسیون اشاره دارد و به معنای مقدار Y در زمانی که X برابر با صفر است است. همچنین، عبارت b به شیب خط رگرسیون اشاره دارد و به معنای تغییری است که Y با افزایش یک واحدی X تجربه می‌کند.

رگرسیون چند جمله ای[17] و پیپ لاین[18] (خطوط لوله)

رگرسیون چند جمله‌ای روابط غیر خطی را با مربع کردن یا تنظیم شرایط مرتبه بالاتر متغیرهای پیش‌بینی کننده بدست می‌آوریم.

(۶)

$$Y = a + b_1X + b_2X^2 + b_3X^3 + \cdots$$

Z = ['hesab1', 'mobile1', 'numbed','bed1','vsl1']

y = ['rizesh']

روش دوم: پیش بینی رویگردانی مشترکین با استفاده از الگوریتم شبکه های عصبی مصنوعی(ANN)

مراحل پیش‌بینی رویگردانی مشترکین با استفاده از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی عبارتند از خواندن مجموعه داده مخابرات و حذف ستون‌های غیر ضروری و تقسیم ویژگی‌ها و هدف برای آموزش. ویژگی‌ها شامل ۴۱ ستون می‌شوند که شامل ستون‌های تلفن، درآمد، صورتحساب، دوره‌های بدهی، وصولی و... است. هدف به نام "رویگردانی" است که نوع رویگردانی مشتری را با ۰ (غیر رویگردانی) و ۱ (رویگردانی) مقداردهی می‌کند. سپس ستون‌های جدیدی برای هر دسته (کم، بالا، متوسط) در ویژگی "دوره‌های بدهی" مشترکین ایجاد می‌شود. همچنین ویژگی‌های "شهرستان" و "دوره بدهی" که دسته‌بندی شده‌اند، برچسب‌گذاری می‌شوند و ستون‌های نوع رشته‌ای حذف می‌شوند. سپس مجموعه داده به داده‌های آموزش و آزمایش تقسیم می‌شود، با ۲۰٪ از داده‌ها به عنوان نمونه آزمایشی و بقیه به عنوان نمونه آموزشی. مقیاس بندی ویژگی‌ها نیز برای همه ویژگی‌های مجموعه داده آموزشی و آزمایشی اعمال می‌شود، اما به منظور جلوگیری از نشت اطلاعات، مقیاس بندی فقط بر روی مجموعه داده آموزشی انجام می‌شود. سپس یک متغیر به عنوان نمونه‌ای برای نمایش مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی ایجاد می‌شود. در ادامه، یک پرسپترون چند لایه ساده با ۱ لایه ورودی، ۲ لایه پنهان و ۱ لایه خروجی ساخته می‌شود و مدل شبکه عصبی (ANN) کامپایل می‌شود با بهینه‌سازadam ، زیان binary_crossentropyو معیار ارزیابی .accuracy برای مجموعه داده آموزشی، مدل را به مدت ۱۰۰ دوره اجرا می‌کنیم و سپس نتایج مجموعه آزمایش را پیش‌بینی می‌کنیم و از Confusion برای مشاهده نتایج پیش‌بینی شده استفاده می‌کنیم.

[17] Polynomial
[18] Pipelines

روش سوم: پیش بینی رویگردانی مشترکین با استفاده از الگوریتم رگرسیون لجستیک (LR)[۱۹]
پس از خواندن مجموعه داده و تقسیم ویژگی‌ها و هدف، یک مدل رگرسیون لجستیک ایجاد می‌شود. سپس مجموعه‌ای از فراپارامترها برای مدل تعریف می‌شود و با استفاده از جستجوی تصادفی روی فراپارامترها، بهترین مجموعه‌ی پارامترها را پیدا می‌کنیم. در مدل رگرسیون لجستیک، با استفاده از پارامترهای ثابتی مانند'penalty='l2 ، 'class_weight='balanced وC=6 ، مدل را ایجاد می‌کنیم. در نهایت، میانگین دقت، میانگین امتیاز F1 و میانگین امتیاز AUC-ROC برای الگوریتم لجستیک محاسبه می‌شود.

روش چهارم: پیش بینی رویگردانی مشترکین با استفاده از الگوریتم آدابووست[۲۰]
مراحل پیش‌بینی رویگردانی مشترکین با استفاده از الگوریتم آدابوست به شرح زیر است: ابتدا شی را با تنظیم random_state=42مقداردهی می‌کنیم. سپس یک شبکه از مقادیر فراپارامترها را برای جستجو تعیین می‌کنیم که دو کلید دارد و برای هر کلید مقادیر متفاوتی برای جستجو به عنوان ترکیب بهینه وجود دارد. از روش RandomizedSearchCVبرای تنظیم هایپرپارامتر استفاده می‌کنیم. شبکه هایپرپارامتر تعریف شده در params_ABو پارامترهای اعتبارسنجی متقاطع (cv=5) و (random_state=42) را استفاده می‌کند. همچنین n_jobs=-1را برای محاسبات موازی و n_iter=30 را برای تعیین تعداد تکرارهای نمونه‌گیری تصادفی تنظیم می‌کند. سپس برازش برای آموزش طبقه‌بندی‌کننده روی داده‌های آموزشی استفاده می‌شود. در نهایت، ارزیابی با محاسبه میانگین دقت، امتیاز F1 و امتیاز AUC برای طبقه‌بندی‌کننده آدابوست انجام می‌شود.

روش پنجم: پیش بینی رویگردانی مشترکین با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی[۲۱]
جنگل تصادفی است که یک تکنیک یادگیری گروهی است که درختان تصمیم گیری زیادی را در بر می‌گیرد و یک جنگل می‌سازد. برای طبقه‌بندی نمونه‌ها، هر درخت در جنگل یک کلاس را پیش‌بینی می‌کند، و طبقه‌بندی نهایی بر روی کلاسی که بیشترین رای را دارد، پیش‌بینی می‌شود . در انجام این کار، RF از برازش بیش از حد در هنگام استفاده از درختان تصمیم گیری منفرد جلوگیری می‌کند (Kratsch, W,.2021).
شی طبقه‌بندی کننده چنگل تصادقی با random_state=42 تنظیم میکنیم، سپس یک شی RandomizedSearchCV "grid_RF جستجوی تصادفی را روی فراپارامترهای مشخص شده انجام میشود. و تعداد فولدها برای اعتبارسنجی متقاطع بر روی ۵ تنظیم شده است. آرگومان "return_train_score" روی True تنظیم شده است که نمرات (امتیاز) آموزشی را همراه با امتیازهای اعتبارسنجی متقاطع برمی‌گرداند. درنهایت برای ارزیابیتعداد هسته-های CPU برای محاسبات روی ۱- به این معنی که از تمام هسته های موجود استفاده شود. تعداد تکرارها برای جستجوی تصادفی ۲۰ تنظیم شده است. محاسبه میانگین دقت، امتیاز F1 و مساحت زیر منحنی مشخصه عملیاتی گیرنده (AUC-ROC) برای طبقه بندی جنگل تصادفی با استفاده از استراتژی اعتبارسنجی متقابل میباشد و درنهایت میانگین دقت، میانگین امتیاز F1 و میانگین امتیاز AUC-ROC برای طبقه‌بندی جنگل تصادفی محاسبه میشود.

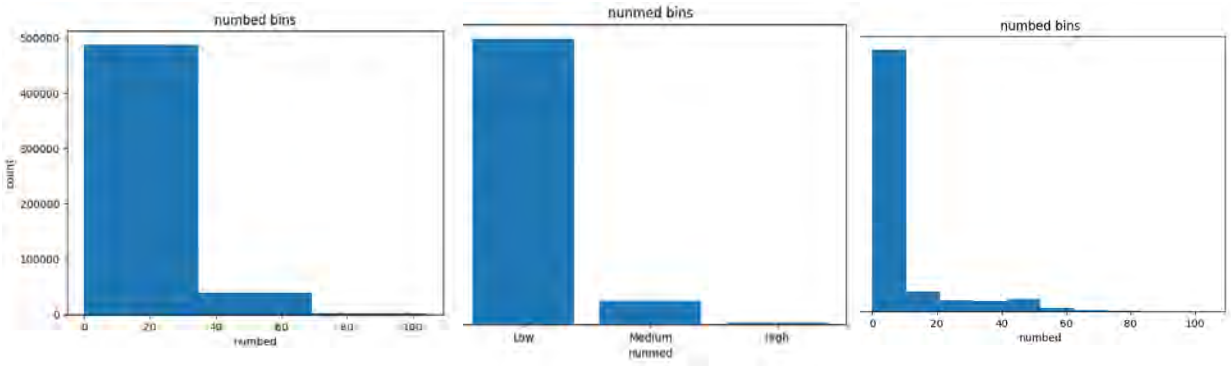
۳- نتایج و بحث

دیتای مورد نظر با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون مورد تجزیه وتحلیل قرار می‌گیرد. همچنین از روش های مختلف آماری در کنار متدهای مختلف بصری سازی دیتا برای نمایش خروجی و نتیجه نهایی بصورت جدول و نمودار استفاده می-شود.

[19] Logistic Regression
[20] Ada Boost
[21] Random Forest

الف) نرمال سازی داده‌ها (باینینگ)

هیستوگرام یک روش مشترک در تصویرسازی توزیع دسته‌ها است که از آن برای نشان دادن تعداد و فراوانی داده‌ها در هر دسته استفاده می‌شود.

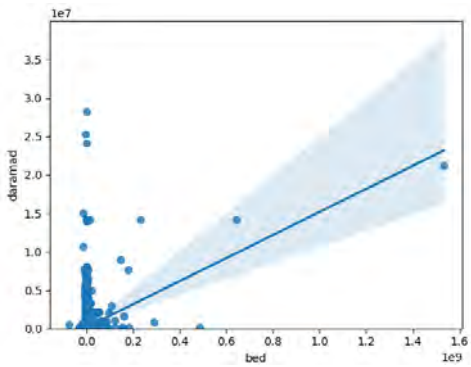


الف – قبل از نرمال سازی ب- نرمال سازی(دسته‌بندی) ج نرمالسازی(Bin)

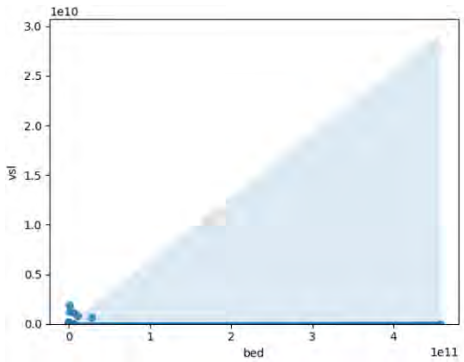
نمودار شماره (۱): نرمال سازی ستون «تعداد دوره بدهی» با روش دسته‌بندی، باینینگ

ب) تجزیه و تحلیل داده‌ها (انتخاب ویژگی) و همبستگی با استفاده از نمودار رگرسیون

در این مقاله، تمرکز بر تحلیل داده‌ها و انتخاب ویژگی‌های مناسب از میان متغیرها قرار دارد. به منظور انجام این فرآیند، دو روش اصلی همبستگی و رگرسیون مورد استفاده قرار می‌گیرند. با استفاده از این دو روش، تحلیل داده‌ها انجام می‌شود و ویژگی‌های مهم در نظر گرفته می‌شوند. این روش‌ها مناسب برای تحلیل داده‌های بزرگ هستند و به محققان این امکان را می‌دهند تا ویژگی‌های مهم را شناسایی کرده و در تحلیل‌های خود استفاده کنند. در ادامه مقاله، با استفاده از ترسیم نمودارهای رگرسیون، روابط بین برخی از متغیرها را مشاهده می‌کنیم. به عنوان مثال، نمودار (۲) نشان می‌دهد که بین ستون بدهی و درآمد یک همبستگی بسیار قوی با مقدار ۰.۹۹ وجود دارد و متغیر "دآرمد" به عنوان یک پیش‌بینی کننده برای بدهی عمل می‌کند. همچنین، نمودار (۳) نشان می‌دهد که همبستگی بین ستون بدهی و وصولی بسیار ضعیف است با مقدار ۰.۰۳، بنابراین "وصولی" و "بدهی" رابطه معکوسی دارند. این مقاله به محققان و علاقه‌مندان در حوزه تحلیل داده‌ها و انتخاب ویژگی‌های مهم ارائه‌های مفیدی می‌کند.



نمودار شماره (۲): رگرسیون همبستگی بین ستون بدهی و درآمد

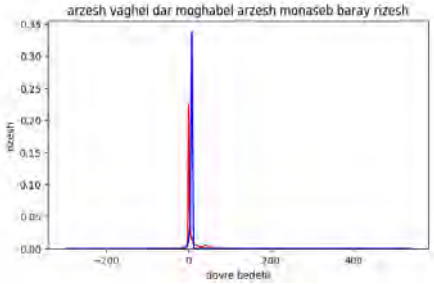


نمودار شماره (۳): رگرسیون همبستگی بین ستون بدهی و وصولی

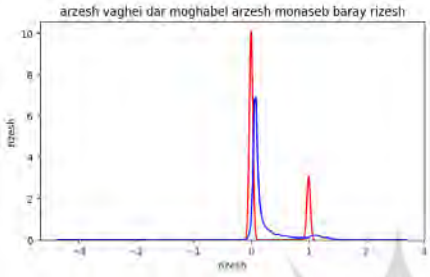
ج) تحلیل نتایج

نتایج پیش بینی رویگردانی با الگوریتم رگرسیون

نتایج حاصل از از روش رگرسیون خطی چندگانه نشان می‌دهند که مقادیر برازش شده به طور منطقی به مقادیر واقعی نزدیک هستند، به این معنی که مدل پیش‌بینی به خوبی عمل می‌کند. همچنین، تحلیل توزیع مقادیر برازش حاصل از پیش‌بینی رویگردانی مشتریان در دو شاخص، یعنی دوره بدهی و نوع رویگردانی، انجام شده است. نمودار ۱۲ نشان می‌دهد که توزیع مقادیر برازش حاصل از پیش‌بینی رویگردانی مشتریان در دوره بدهی، با توزیع واقعی همپوشانی دارد. همچنین، نمودار ۱۳ نیز نشان می‌دهد که توزیع مقادیر برازش حاصل از پیش‌بینی رویگردانی مشتریان در نوع رویگردانی نیز با توزیع واقعی همپوشانی دارد. این همپوشانی‌ها نشان از صحت و دقت مدل پیش‌بینی در تخمین رویگردانی مشتریان می‌باشد.



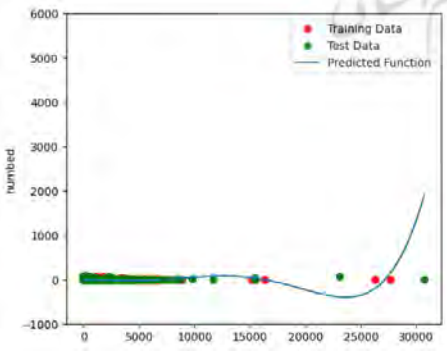
نمودار شماره (۱۲): توزیع مقادیر برازش حاصل از پیش بینی رویگردانی (دوره بدهی)



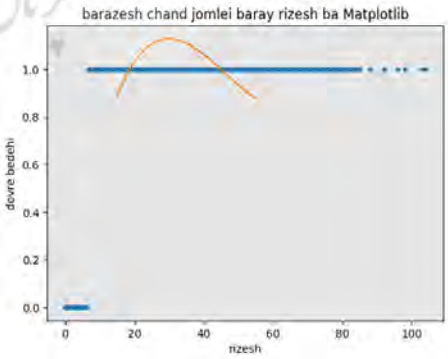
نمودار شماره (۱۳): توزیع مقادیر برازش حاصل از پیش بینی رویگردانی (نوع رویگردانی)

نتایج رگرسیون چند جمله ای و پیپ لاین (خطوط لوله)

رگرسیون چندجمله‌ای به ما امکان می‌دهد روابط غیرخطی را با استفاده از ترکیب متغیرهای پیش‌بینی کننده به صورت مربعی یا با تنظیم شرایط مرتبه بالاتر، مدل کنیم. این روش باعث افزایش قدرت پیش‌بینی و توصیف دقیق‌تر رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل می‌شود(Ostertagová, 2012). در نمودار ۱۴، ارتباط متغیر تعداد دوره بدهی و رویگردانی مشتری با استفاده از رگرسیون چندجمله‌ای نمایش داده شده است. همچنین، نمودار ۱۵ نشان دهنده استفاده از یک مدل رگرسیون چندجمله‌ای است، که در آن نقاط قرمز نمایانگر داده‌های آموزشی، نقاط سبز نمایانگر داده‌های آزمون و خط آبی نمایانگر پیش‌بینی مدل است. این روش‌ها و الگوریتم‌ها می‌توانند به شرکت‌ها در تحلیل و پیش‌بینی رویگردانی مشتریان کمک کرده و ارزش افزوده قابل توجهی را به عملکرد و استراتژی‌های بازاریابی آن‌ها اضافه نمایند.



نمودار شماره (۱۵): رگرسیون چند جمله ای



نمودار شماره (۱۴): چند جمله‌ای با متغیر تعداد دوره بدهی و رویگردانی مشتری

جدول شماره (۵): ارزیابی تعیین دقت مدل های رگرسیون

ارزیابی/مدل	R^2	MSE

مدل: رگرسیون خطی چندگانه (MLR)	٪۶۳	۰/۰۶۶
مدل: رگرسیون چند جمله ای (PR)	٪۸۵	۰/۰۲۵

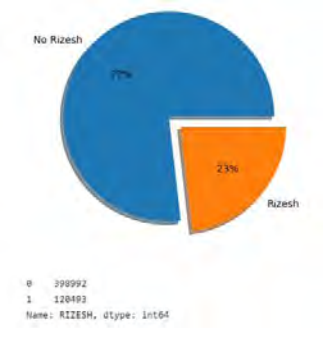
با مقایسه این دو مدل با توجه به جدول شماره (۵)، بر اساس متغیرهای R^2 و MSE نتیجه می‌گیریم که مدل PR (رگرسیون چند جمله ای) از عملکرد بهتری در پیش‌بینی رویگردانی مشتری از روی مجموعه داده مورد استفاده برخوردار است. این نتیجه منطقی است زیرا در مجموع ۲۸ متغیر داریم و می‌دانیم که بیش از یکی از آن متغیرها پیش‌بینی کننده رویگردانی مشتری هستند. همچنین R^2 آن بیشتر و MSE کمتر است.

نتایج پیش بینی رویگردانی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

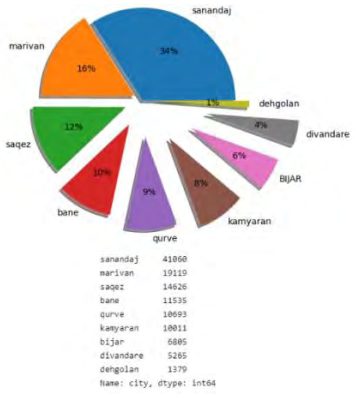
ماتریس درهم‌ریختی یک ابزار مهم در ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی است. این ماتریس برای نمایش دقت پیش‌بینی‌ها و میزان درستی طبقه‌بندی‌ها استفاده می‌شود. در واقع، ماتریس درهم‌ریختی به صورت جدولی نشان می‌دهد که مدل به چه اندازه در تشخیص درست و غلط دسته‌ها عمل کرده است. با بررسی ماتریس درهم‌ریختی ، می‌توانیم معیارهای مهمی مانند دقت(accuracy) ، صحت(precision) ، تفسیر (recall) و امتیاز F1 را محاسبه کنیم. این معیارها براساس ارقام موجود در ماتریس درهم‌ریختی محاسبه می‌شوند و به ما کمک می‌کنند تا درک بهتری از کارایی و عملکرد مدل پیش‌بینی داشته باشیم. به طور کلی، ماتریس درهم‌ریختی به ما اجازه می‌دهد تا ببینیم که مدل ما به درستی درک می‌کند که داده‌های واقعی به کدام دسته تعلق دارند و چه مقدار از پیش‌بینی‌ها صحیح و چه مقدار غلط بوده است.

نمودار شماره (۱۸): مقایسه نتایج پیش بینی شده با نتایج مورد انتظار

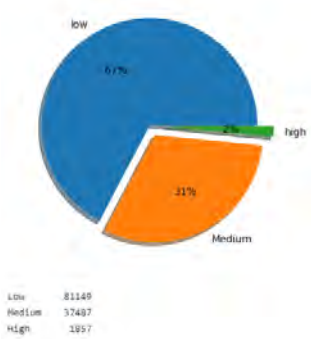
تجزیه و تحلیل تاثیر هر ویژگی بر ویژگی هدف(رویگردانی)



نمودار شماره (۱۹): مشتریان در شرف

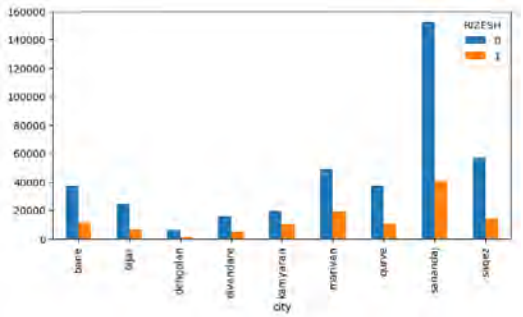


نمودار شماره (۲۰): مشتریان در شرف



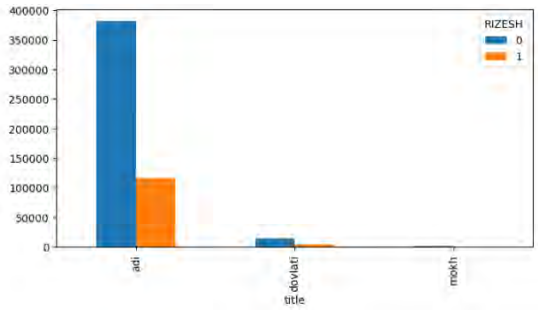
نمودار شماره (۲۱): مشتریان در رویگردانی بر اساس دسته‌بندی دوره بدهی

رویگردانی با غیر رویگردانی

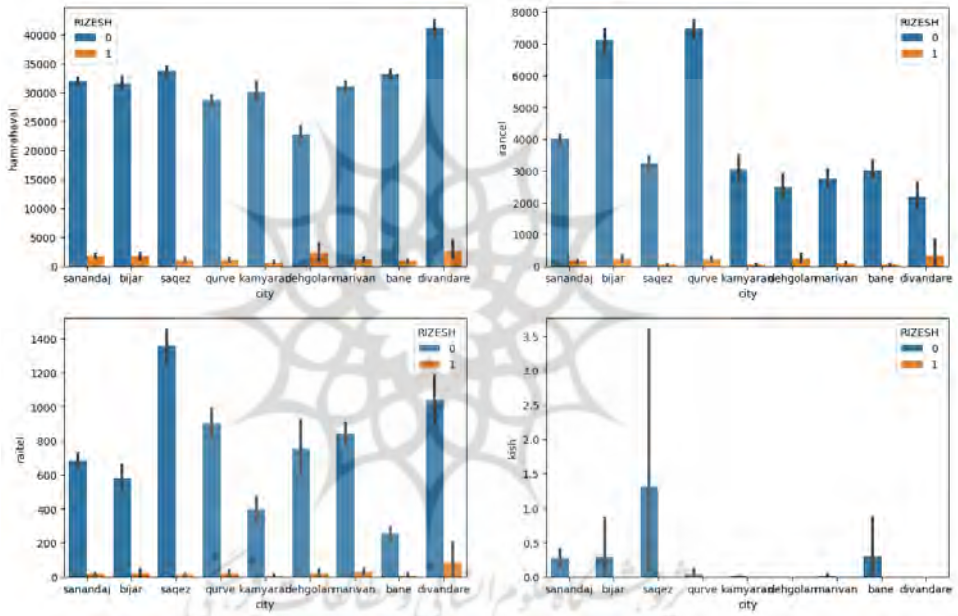


نمودار شماره (۲۲): مشتریان رویگردانی و غیر رویگردانی بر اساس شهر

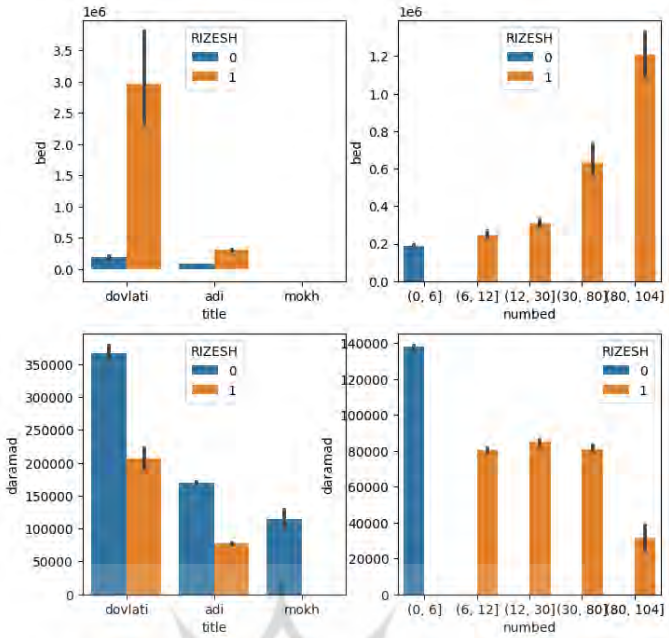
رویگردانی بر اساس شهرستان



نمودار شماره (۲۳): مشتریارویگردانیی وغیررویگردانیی براساس نوع مشترک



نمودار شماره (۲۴): تجزیه‌وتحلیل تأثیر ویژگیهای شهر و مکالمه اپراتورهای همراه در برابر ویژگی رویگردانی



نمودار شماره (۲۵): تجزیه‌وتحلیل تاثیر ویژگی‌های درآمد، بدهی– دوره بدهی،نوع مشترک در برابر ویژگی رویگردانی

نتایج پیش بینی رویگردانی مشترکین با الگوریتم رگرسیون لجستیک(LR)

در این تحلیل، ما مدل Logistic Regression را بررس می‌کنیم. با بررسی میانگین دقت(Accuracy Mean) ، مشاهده می‌شود که این مدل تنها با دقت ۰.۲۳ درصد توانسته است داده‌ها را به درستی دسته‌بندی کند. امتیاز F1 (F1 Score Mean)نیز با مقدار ۰.۳۷ نشان می‌دهد که عملکرد مدل در تفسیر و دقت نیز به صورت کلی پایین است. همچنین، با محاسبه امتیاز AUC (AUC Score Mean) که برای ارزیابی توانایی تفکیک دسته‌ها استفاده می‌شود، می‌بینیم که مدل با امتیاز ۰.۵۹ عملکردی متوسط داشته است. به طور کلی، نتایج نشان می‌دهد که مدل Logistic Regressionدر پیش‌بینی و دسته‌بندی دارای عملکرد ضعیفی بوده است.

نتایج پیش بینی رویگردانی مشترکین با الگوریتم آدابووست

در این foa، نتایج عملکرد مدل AdaBoost را بررسی می‌کنیم. براساس میانگین دقت(Accuracy Mean) این مدل توانسته است با دقت ۱۰۰ درصد، داده‌ها را به درستی دسته‌بندی کند. همچنین، با محاسبه میانگین امتیاز F1 (F1 Score Mean)، می‌توانیم ببینیم که عملکرد مدل در مورد دقت و تفسیر (Recall) برابر با ۱ است. همچنین، با محاسبه میانگین امتیاز(AUC Score Mean) AUC می‌توانیم عملکرد مدل در مورد توانایی تفکیک بین دسته‌ها را بررسی کنیم که در اینجا نیز برابر با ۱ است. این نتایج نشان می‌دهند که مدل AdaBoost با دقت و عملکرد بسیار بالا، در پیش‌بینی و دسته‌بندی عالی عمل کرده است.

نتایج پیش بینی رویگردانی مشترکین با الگوریتم جنگل تصادفی

مدل RandomForest در این مطلب مورد بررسی قرار می‌گیرد. میانگین دقت (Accuracy Mean) این مدل برابر با ۱.۰ است، که نشان می‌دهد که مدل توانسته است با دقت ۱۰۰ درصد، داده‌ها را به درستی دسته‌بندی کند. همچنین، با محاسبه میانگین امتیاز F1 (F1 Score Mean) می‌توانیم ببینیم که مدل در مورد دقت و تفسیر (Recall) نیز به امتیاز ۱.۰ رسیده است. همچنین، با محاسبه میانگین امتیاز AUC (AUC Score Mean) می‌توانیم عملکرد مدل در توانایی تفکیک بین دسته‌ها را بررسی کنیم، که در اینجا نیز به امتیاز ۱.۰ دست یافته است. این نتایج نشان می‌دهند که مدل RandomForest با دقت و عملکرد بسیار بالا، عملکرد عالی در پیش‌بینی و دسته‌بندی دارد.

جدول شماره (۶): نتایج ارزیابی کلیه الگوریتم‌ها

	Model	R^2	MSE	Accuracy/Precision	F1 Score	AUC/Recall	Description
1	Regression(MLR)	63%	0.066				
2	Regression(PR)	85%	0.025				
3	ANN			99.9%	99.9%	99.9%	بهترین
4	Logistic Regression			23%	37%	59%	
5	Ada Boost			100%	100%	100%	بهترین
6	Random Forest			100%	100%	100%	بهترین

با عنایت به اینکه الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی و با دقت ۹۹.۹٪ ، الگوریتم آدابووست با دقت ۱۰۰٪ و الگوریتم جنگل تصادفی با دقت ۱۰۰٪ رویگردانی مشتری را شناسایی نمودند و با موفقیت ارزیابی شدند در نتیجه مشخصات و ویژگی های مشتریان با ریسک رویگردانی بالا شامل مشتریان با تعداد دوره و مبلغ بدهی زیاد، بر اساس دوره بدهی(مشترکین عادی)، بر اساس مبلغ بدهی(مشترکین نوع دولتی) می باشد.

از آنجایی که مشتریان در بازار مخابراتی همیشه تمایل به اشباع دارند، برای اپراتورها سودمندتر است که برای مشتریانی که در شرف رویگردانی هستند، استراتژی‌های حفظ پیشنهاد دهند.

در این مقاله یک سیستم پشتیبانی تصمیم مبتنی بر داده‌کاوی و با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین جهت تجزیه و تحلیل مشتری یکپارچه و شناسایی عوامل تاثیر گذار در رویگردانی مشتریان پیشنهاد شده است. ابتدا، پاکسازی داده‌ها، تبدیل داده‌ها و عادی سازی داده‌ها در فرآیند پیش پردازش انجام می‌شود. به دنبال آن مرحله تجزیه و تحلیل داده‌های اکتشافی و ویژگیهای موثر تعیین شد و سپس تقسیم بندی مشتریان در صنعت مخابرات با استفاده از رگرسیون مشتریان به گروه‌های مختلفی تقسیم می‌شوند، که به بازاریابان و تصمیم‌گیرندگان اجازه می‌دهد تا استراتژی‌های حفظ را با دقت بیشتری اتخاذ کنند. تقسیم بندی بر اساس مشتریان با درآمد بالا، متوسط و کم و همچنین بر اساس مشتریان در شرف رویگردانی و غیر رویگردانی جهت تحلیل رگرسیون بر اساس مقدار ۰و۱ تقسیم بندی نمودیم و جهت پیش بینی و تخمین رویگردانی مشتریان پنج الگوریتم پیشنهاد داده شد.

الگوریتم اول: با استفاده از رگرسیون دو مدل رگرسیون خطی چندگانه (MLR)، رگرسیون چند جمله ای (PR) را ارایه نمودیم و هر دو مدل را بر روی داده‌ها پیاده سازی کردیم و بر اساس معیارهای آماری مقدار مربعR ، مقدار میانگین مربعات خطا جهت تعیین دقت ارزیابی نمودیم که با مقایسه این سه مدل، مشخص شد که مدل PR با ۸۵٪ بیشترین دقت و با ۰/۰۲۵ کمترین میانگین مربعات خطا را دارد و بهترین مدل است که بتوان رویگردانی مشتری را از روی مجموعه داده ما پیش بینی نمود. الگوریتم دوم: با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و با دقت ۹۹.۹٪ یکی از بهترین الگوریتمها برای پیش بینی رویگردانی مشتریان می‌باشد. الگوریتم سوم: با استفاده از الگوریتم رگرسیون لجستیک دارای دقت ۲۳٪ می‌باشد. الگوریتم چهارم: با استفاده از الگوریتم رگرسیون آدابووست با دقت ۱۰۰٪ یکی از بهترین الگوریتمها برای پیش بینی رویگردانی مشتریان می‌باشد. الگوریتم پنجم: با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی با دقت ۱۰۰٪ یکی از بهترین الگوریتمها برای پیش بینی رویگردانی مشتریان می‌باشد.

ب) محدودیت‌ها

برای عملکرد، "دقت" معیار خوبی است، اما اندازه گیری عملکرد فقط با "دقت" کافی نیست زیرا در مجموعه داده‌های کوچک دقت قابل پیش بینی تر است و یکسان خواهد بود. در اختیار نبودن مجموعه داده موبایل و به جهت صیانت از حقوق مشترکین و مسائل امنیتی و حجم زیاد مجموعه داده، از مجموعه داده کامل ریز مکالمات در این پژوهش از آن استفاده نشده است

در این مقاله از مجموعه داده مخابرات استان کردستان استفاده شده است که در کار های آتی می‌توان برای روی داده کامل مخابرات کل کشور و ریز مکالمات مشتریان تلفن ثابت و همراه اجرا نمود. همچنین می‌توان از الگوریتم یادگیری عمیق CNN استفاده کرد که خود توانایی استخراج ویژگی را دارد و خود را به عنوان یک تکنیک قدرتمند برای مدل‌های برگرداندن، به‌ویژه برای مجموعه داده‌های بزرگ، تثبیت می‌کند.

٤-منابع

1. Dhote, S., Vichoray, C., Pais, R., Baskar, S., & Mohamed Shakeel, P. (2020). Hybrid geometric sampling and AdaBoost based deep learning approach for data imbalance in E-commerce. *Electronic Commerce Research*, 20, 259-274.
2. Hammoudeh, A., Fraihat, M., & Almomani, M. (2019). Selective ensemble model for telecom churn prediction. 2019 IEEE jordan international joint conference on electrical engineering and information technology (JEEIT),
3. Jafari-Marandi, R., Denton, J., Idris, A., Smith, B. K., & Keramati, A. (2020). Optimum profit-driven churn decision making: innovative artificial neural networks in telecom industry. *Neural Computing and Applications*, 32, 14929-14962.
4. Lemmens, A., & Gupta, S. (2020). *Managing churn to maximize profits*. Marketing Science, 39(5), 956-973.
5. Rogić, S., Kašćelan, L., Kašćelan, V., & Đurišić, V. (2022). Automatic customer targeting: a data mining solution to the problem of asymmetric profitability distribution. *Information Technology and Management*, 23(4), 315-333.
6. Sivasankar, E., & Vijaya, J. (2019). A study of feature selection techniques for predicting customer retention in telecommunication sector. *International Journal of Business Information Systems*, 31(1), 1-26.
7. Sohaib, O., Naderpour, M., Hussain, W., & Martinez, L. (2019). Cloud computing model selection for e-commerce enterprises using a new 2-tuple fuzzy linguistic decision-making method. *Computers & Industrial Engineering*, 132, 47-58.
8. Vo, N. N., Liu, S., Li, X., & Xu, G. (2021). Leveraging unstructured call log data for customer churn prediction. Knowledge-Based Systems, 212, 106586.
9. Wu, Z., Jing, L., Wu, B., & Jin, L. (2022). A PCA-AdaBoost model for E-commerce customer churn prediction. *Annals of Operations Research*, 1-18.
10. Kratsch, W., Manderscheid, J., Röglinger, M., & Seyfried, J. (2021). Machine learning in business process monitoring: a comparison of deep learning and classical approaches used for outcome prediction. Business & Information Systems
11. Alpaydin, E. (2020). *Introduction to machine learning*. MIT press
12. Ostertagová, E. (2012). Modelling using polynomial regression. Procedia Engineering, 48, 500-506.
13. Tavakoli, Ahmad; Mortezaei, Saeed; Kahani, Mohsen; Hosseini, Zahra. (2011). Application of Data Mining Process for Customer Churn Prediction in Insurance. *Journal of Business Management Perspective*, 9(4).
14. Najmi, Parvin; Rad, Abbas; Shouar, Maryam. (2018). Customer Churn Prediction in Banks Using Data Mining Techniques. Journal of Strategic Management in Industrial Systems. *Formerly Industrial Management Journal*, 13(44), 99-111.
15. Amiri, Sahar; Hasan Zadeh, Alireza; Sahraei, Shaghayegh. (2022). A Model for Customer Churn Management in an Internet Service Provider Company. *Studies in Intelligent Business Management*, 10(39), 67-95.

Identifying the Influencing Factors of Customer Churn of Kurdistan Telecommunications Company and Presenting a Model for Predicting Churn Using Machine Algorithms

Vida Sadeghi
Master's student in Computer Engineering, Sanandaj Branch, Islamic Azad University, Sanandaj, Iran - Kurdistan province telecommunication employee
Email: Sadeghy2008@gmail.com
Anwar Bahrampour (Corresponding Author)
Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Sanandaj Branch, Islamic Azad University, Sanandaj, Iran
Email: Bahrampour@iausdj.ac.ir
Seyed Ali Hosseini
Lecturer, Department of Computer Engineering, Sanandaj Branch, Islamic Azad University, Sanandaj, Iran

Abstract
The main sources of income and assets are important for any organization. With this in mind, companies have begun to make more efforts to maintain their financial health. Given that the cost of acquiring a new customer is often much higher than ensuring customer satisfaction, customer churn has become a primary area of concern for many companies. Client-facing companies, particularly those in the technology industry, are encountering significant challenges due to customer attrition. As the telecommunications industry rapidly evolves, predicting customer dropout has become a key activity in gaining a competitive edge in the market. Predicting customer churn provides operators with a window of opportunity to remediate issues and implement a series of preventative measures before customers migrate to other service providers. In this research, a decision support system for predicting and estimating customer churn for Kurdistan Telecommunication Company (which has 52,900 subscribers) is presented using various data-mining and machine learning methods, including simple linear regression (SLR), multiple linear regression (MLR), polynomial regression (PR), logistic regression, artificial neural networks, Adabust, and random forest. The results of the evaluations

conducted on the dataset of Kurdistan Province Telecommunication Company demonstrate the high performance of artificial neural network methods with 99.9% accuracy, Adabust with 99.9% accuracy, and random forest with 100% accuracy.
Keywords: prediction, customer_churn, data_mining, machine_learning, artificial_neural_networks.